

“Stop and Go” 判决引导算法中 β 的选择及其动量算法¹

徐金标 王育民

(西安电子科技大学通信工程学院 105 教研室 西安 710071)

摘 要 本文在分析“stop and go”判决引导算法的基础上,提出了一种选取 β 的方法。该方法保证对不同的信号和信道“stop and go”判决引导(DD)算法都能快速收敛。为了提高“stop and go”DD 算法的收敛速度,提出了一种自适应动量“stop and go”DD 算法。该算法比“stop and go”算法的收敛速度更快。

关键词 盲均衡算法,判决引导,动量

中图分类号 TN911

1 引 言

目前,针对非最小相移信道的盲均衡算法可初步分成三类:一类是 Bussgang 算法^[1-6],这类算法的计算复杂度很低,便于实时实现,已在许多通信系统中广泛被采用^[7];另一类是利用高阶统计来估计信道逆冲激响应,达到实现盲均衡目的的高阶谱技术^[8,9],这类算法虽很有效,但具有很高的计算复杂度和较低的收敛速度,不能用于实时实现,一般用于脱线方式;最后一类是基于最大似然序列估计^[10]和贝叶斯序列估计^[11]的盲均衡技术,这类技术一般将信道估计和数据估计结合,其计算复杂度较高。在宽带数字通信系统中,如数字微波通信系统、高速交换电信网中,由于传输数据的速率很高,因此,第一类盲均衡算法是其唯一选择。Bussgang^[4]类型的均衡算法有许多^[1-6]，“stop and go”DD 算法^[5]由于其良好的收敛特性而倍受人们的注意。为了提高“stop and go”DD 算法的收敛速度,文献[12]和[13]对其作了改进。但“stop and go”DD 算法中存在待定参数 β ,若 β 选得不好,算法会发散,因此对它的应用带来了许多不便。为此,研究“stop and go”DD 算法的收敛性和 β 的选取,具有一定的理论和实际意义。

本文首先讨论参数对“stop and go”DD 算法的收敛性能的影响,并提出了一种参数的选取方法;然后将动量 LMS 技术应用到“stop and go”DD 算法中,针对“stop and go”DD 算法的特点,提出了适用于“stop and go”DD 的动量算法;并在此基础上提出了一种自适应动量因子“stop and go”DD 盲均衡算法。

2 “Stop and Go” DD 算法中 β 参数的选取

图 1 是盲均衡的系统框图,信道的输出为

$$x(k) = \sum_{i=-N_2}^{N_1} h(i)a(i-k) + n(k), \quad (1)$$

¹ 1996-06-11 收到, 1997-08-01 定稿

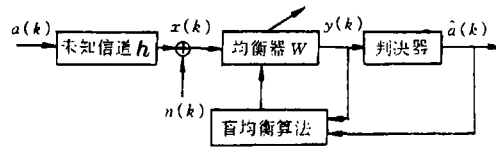


图 1 盲均衡系统框图

其中 $n(k)$ 为高斯白噪声, 均衡器采用有 $2N + 1$ 个抽头系数的线性均衡器, Bussgang^[4] 型的盲均衡算法的一般形式为

$$W(k+1) = W(k) - \mu f(y(k))X^*(k), \quad (2)$$

其中 $W(k) = (w_{-N}(k), \dots, w_0(k), \dots, w_N(k))^T$ 为第 k 次迭代时均衡器抽头系数组成的矢量, $X(k) = (x(k+N), \dots, x(k), \dots, x(k-N))^T$ 为均衡器输入矢量, μ 为迭代步长, $f(y(k))$ 为误差控制函数, 不同的 Bussgang 类型的盲均衡算法在于不同的误差控制函数。

“stop and go” DD 算法是由 G. Picchi 和 G. Prati^[5] 提出的, 其误差控制函数为

$$f(y(k)) = f_{k,R} \text{Re}\{e^D(k)\} + j f_{k,I} \text{Im}\{e^D(k)\}; \quad (3)$$

$$e^D(k) = y(k) - \hat{a}(k); \quad (4)$$

$$\tilde{e}(k) = y(k) - \beta \cdot c \text{sgn}(y(k)); \quad (5)$$

$$f_{k,R} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \text{sgn}(\text{Re}\{e^D(k)\}) = \text{sgn}(\text{Re}\{\tilde{e}(k)\}); \\ 0, & \text{如果 } \text{sgn}(\text{Re}\{e^D(k)\}) \neq \text{sgn}(\text{Re}\{\tilde{e}(k)\}); \end{cases} \quad (6)$$

$$f_{k,I} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \text{sgn}(\text{Im}\{e^D(k)\}) = \text{sgn}(\text{Im}\{\tilde{e}(k)\}); \\ 0, & \text{如果 } \text{sgn}(\text{Im}\{e^D(k)\}) \neq \text{sgn}(\text{Im}\{\tilde{e}(k)\}); \end{cases} \quad (7)$$

$$\hat{a}(k) = \text{Dec}(y(k)); \quad (8)$$

$$c \text{sgn}(y(k)) = \text{sgn}(y_R(k)) + j \text{sgn}(y_I(k)). \quad (9)$$

“stop and go” DD 算法具有计算简单, 收敛速度快, 收敛残差小等优点, 但它有如下的缺点: 算法中存在一个待定的参数 β , 如何选取 β 文献 [5] 中没有说明, 这给算法的实现带来了困难。

针对上面的缺点, 我们对 “stop and go” DD 算法作进一步的分析, 提出了一种选取 β 的方法, 此方法保证算法对各种信号和信道都收敛。

最大电平误差 (MLE) 算法^[5,14] 是 “stop and go” DD 算法的一种特殊情况, 其误差控制函数中的标志 $f_{k,R}$ 和 $f_{k,I}$ 分别为

$$f_{k,R} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } |y_R(k)| \geq L - 1; \\ 0, & \text{如果 } |y_R(k)| < L - 1; \end{cases} \quad (10)$$

$$f_{k,I} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } |y_I(k)| \geq L - 1; \\ 0, & \text{如果 } |y_I(k)| < L - 1; \end{cases} \quad (11)$$

从 (10), (11) 式, 我们不妨将 $L - 1$ 作为 “stop and go” DD 算法中 β 的一种选择。

另外, “stop and go” DD 算法的实质是算法调整的方向由 $\bar{e}(k)$ 控制, 但调整的量由 $e^D(k)$ 控制。因此, 要使算法收敛, 则需满足下式:

$$E\{(y(k) - \beta \cdot c \operatorname{sgn}(y(k))X^*(k))\} = 0. \quad (12)$$

在稳态时 $y(k) \approx a(k)$, 在 $x(k)$ 中不考虑噪声的影响, 将 (1) 式代入 (12) 式得

$$\sum_{i=-N_2}^{N_1} h^*(i)E\{(a(i) - \beta \cdot c \operatorname{sgn}(a(i))a^*(i-k))\} = 0. \quad (13)$$

显然有

$$\beta = E\{|a_R(k)|^2\}/E\{|a_R(k)|\} = E\{|a_I(k)|^2\}/E\{|a_I(k)|\} = \gamma. \quad (14)$$

上述的 β 值与 Sato 算法^[3,14] 中的 γ 取值是一样的, 但上述值是在不考虑噪声和在算法稳态时得到的, 因此并不是最佳的。后面的模拟结果也证实了上述结论。

在文献 [15] 中, 我们通过修改 Godard 算法^[3] 的误差函数得到一种新的盲均衡算法, 并在此基础上提出了下面的另一种类型的 “stop and go” DD 算法

$$e^G(k) = y_R(k)(y_R^2(k) - R_2) + jy_I(k)(y_I^2(k) - R_2); \quad (15)$$

$$f_{k,R} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \operatorname{sgn}(\operatorname{Re}\{e^D(k)\}) = \operatorname{sgn}(\operatorname{Re}\{e^G(k)\}); \\ 0, & \text{如果 } \operatorname{sgn}(\operatorname{Re}\{e^D(k)\}) \neq \operatorname{sgn}(\operatorname{Re}\{e^G(k)\}); \end{cases} \quad (16)$$

$$f_{k,I} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \operatorname{sgn}(\operatorname{Im}\{e^D(k)\}) = \operatorname{sgn}(\operatorname{Im}\{e^G(k)\}); \\ 0, & \text{如果 } \operatorname{sgn}(\operatorname{Im}\{e^D(k)\}) \neq \operatorname{sgn}(\operatorname{Im}\{e^G(k)\}); \end{cases} \quad (17)$$

其中 $R_2 = E\{a_R^4(k)\}/E\{a_R^2(k)\} = E\{a_I^4(k)\}/E\{a_I^2(k)\}$ 。显然, 稳态时, 在不考虑噪声的情况下, R_2 满足 $E\{e^G(k)X^*(k)\} = 0$ 。于是, 可以得到如下的恒等式:

$$\left. \begin{aligned} \operatorname{sgn}(y_R(k)(y_R^2(k) - R_2)) &\Leftrightarrow \operatorname{sgn}(y_R(k) - \sqrt{R_2}\operatorname{sgn}(y_R(k))), \\ \operatorname{sgn}(y_I(k)(y_I^2(k) - R_2)) &\Leftrightarrow \operatorname{sgn}(y_I(k) - \sqrt{R_2}\operatorname{sgn}(y_I(k))), \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

对应到 “stop and go” DD 中 $\beta = \sqrt{R_2}$, (16), (17) 式控制的算法也是 “Stop and go” DD 算法, 不同的仅在于 β 的取值。至此, 已有三种选取, 分别是 $\beta = L-1$, γ , $\sqrt{R_2}$, 在脉冲振幅调制 (PAM) 或正交振幅调制 (QAM) 系统中, 这三个值满足

$$\gamma < \sqrt{R_2} < (L-1). \quad (19)$$

显然, β 的选取可以是不唯一的, 但它的选取肯定有一个范围, 而在此范围内必有一理论上的最佳值, 但寻找此最佳值很困难。但是, 针对不同的信号, 如果我们有一种选取 β 的方法, 并且此方法所得到的 β 能保证 “stop and go” DD 快速收敛, 那么, 也就解决了 “stop and go” DD 必须通过实验才能确定 β 的缺点。因此, 我们提出如下的 β 取值方法

$$\beta = [(\sqrt{R_2} + \gamma + L - 1)/3]. \quad (20)$$

[x] 表示离 x 最近的整数, 这是因为 β 取整数时调整的区域比不取整数时的调整区域小, 误调整的概率也相对最小。表 1 是不同的 PAM、QAM 信号的 β 取值。图 2 和图 3 是采用

文献 [3] 中的信道, 调制信号分别为 8PAM 和 32PAM 时, 在不同的 β 取值时的模拟结果 (SNR=40dB, 均衡器长度为 $2N+1=21$); 显然, (20) 式决定的 β 值能保证 “stop and go” DD 算法可靠快速收敛, 图 2 中 β 为 6.083 和 6 时的 MSE 重合。

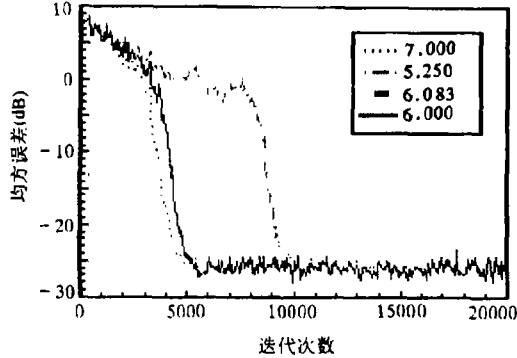


图 2 8PAM 时不同值的 MSE

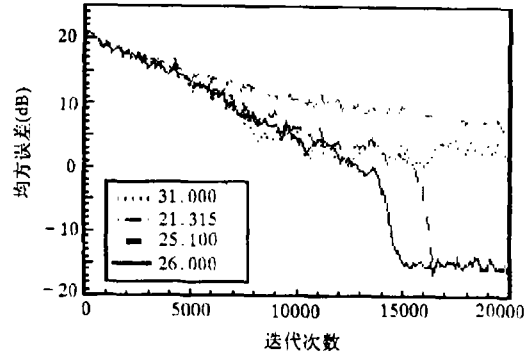


图 3 32PAM 时不同值的 MSE

表 1 不同的 PAM、QAM 调制时的 β 取值

	16QAM/4PAM	64QAM/8PAM	256QAM/32PAM	1024QAM/32PAM
$L-1$	3.000	7.000	15.000	31.000
γ	2.500	5.250	10.625	21.315
$\sqrt{R_2}$	2.864	6.083	12.337	25.100
β	3.000	6.000	13.000	26.000

3 动量 “Stop and Go” DD 判决引导算法

目前, 在标准最小均方 (LMS)^[16] 算法的基础上针对实际应用中的具体情况已提出了各种改进的算法, 动量 LMS 算法 (MLMS)^[16] 就是其中的一种。文献 [16] 分析的 MLMS 算法具有如下的迭代公式:

$$W(k+1) = W(k) - \mu e(k)X^*(k) + \alpha(W(k) - W(k-1)), \quad (21)$$

α 为动量调节因子, 其取值范围为 $0 < \alpha < 1$, $W(k) - W(k-1)$ 称为动量。在标准 LMS 算法上加上动量的目的是加速 LMS 的收敛速度。

“stop and go” DD 算法的形式与 LMS 很相似, 为了加快 “stop and go” DD 算法的收敛速度, 将动量加到 “stop and go” DD 算法上。

$$W(k+1) = W(k) - \mu f(y(k))X^*(k) + \alpha(W(k) - W(k-1)). \quad (22)$$

上述动量算法在 α 较小时能收敛, 当 α 取较大值时算法会发散, 图 4 是 8PAM 时不同 α 时的均方误差 MSE(条件同图 2, $\beta=6$)。发生这种情况的原因是 “stop and go” DD 是一个概率算法, 有时 go, 有时 stop。如算法连续 d 次 stop, 动量 “stop and go” DD 算法的权值矢量调整为

$$W(k+d) = W(k) + (\alpha + \dots + \alpha^d)(W(k) - W(k-1)). \quad (23)$$

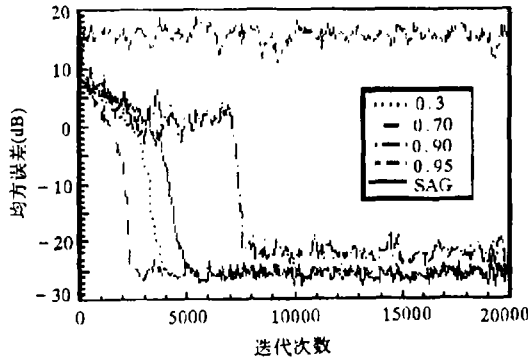
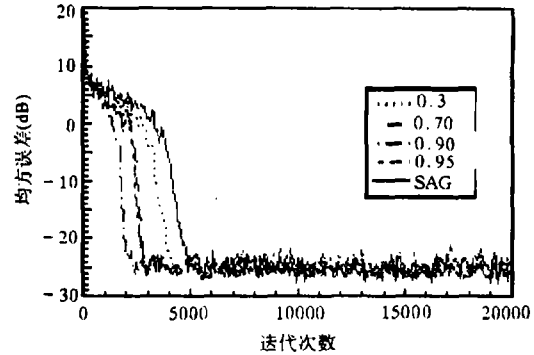


图 4 (22) 式的算法在不同值时的 MSE

图 5 “stop and go” DD 算法在不同 α 值时的 MSE

上面的公式是考虑了 PAM 信号得到的, 对 QAM 信号还要复杂。“stop and go” DD 算法在经过了 d 次 stop 之后, 权值矢量是 $W(k)$ 。而动量算法在经过 d 次 stop 后, 多了动量的累积量 $(\alpha + \dots + \alpha^d)(W(k) - W(k-1))$; 当 α 较小时, 动量累积量对 $W(k)$ 的影响较小, 不会将其调离收敛区域; 当 α 较大时, 动量累积量对 $W(k)$ 的影响较大, 将把 $W(k)$ 调离收敛区域。

因此, 我们提出如下的方法, 令

$$d_R = \begin{cases} 0, & \text{如果 } f_{k,R} = 1; \\ d_R + 1, & \text{如果 } f_{k,R} = 0; \end{cases} \quad (24)$$

$$d_I = \begin{cases} 0, & \text{如果 } f_{k,I} = 1; \\ d_I + 1, & \text{如果 } f_{k,I} = 0; \end{cases} \quad (25)$$

d_R 和 d_I 分别表示实部与虚部连续 stop 的次数, 将动量算法修改如下:

$$W_R(k+1) = \begin{cases} W_R(k) - \mu[f_{k,R}e_R^D(k)X_R(k) + f_{k,I}e_I^D(k)X_I(k)] \\ \quad + \alpha(W_R(k) - W_R(k-1)), & \text{如果 } d_R \leq d; \\ W_R(k) - \mu[f_{k,R}e_R^D(k)X_R(k) + f_{k,I}e_I^D(k)X_I(k)], & \text{如果 } d_R > d; \end{cases} \quad (26)$$

$$W_I(k+1) = \begin{cases} W_I(k) + \mu[f_{k,R}e_R^D(k)X_I(k) - f_{k,I}e_I^D(k)X_R(k)] \\ \quad + \alpha(W_I(k) - W_I(k-1)), & \text{如果 } d_I \leq d; \\ W_I(k) + \mu[f_{k,R}e_R^D(k)X_I(k) - f_{k,I}e_I^D(k)X_R(k)], & \text{如果 } d_I > d; \end{cases} \quad (27)$$

d 是动量算法中允许最大的实部和虚部连续 stop 的次数, 若实部和虚部连续 stop 的次数超过了 d , 这一次迭代就不作动量调整, 一般取 $d = 0, 1$ 。图 5 是 8PAM 时在不同的 α 时的动量 “stop and go” DD 算法的 MSE(条件同图 4, $d = 1$)。显然, 作上述处理之后, 不管 α 取 $(0, 1)$ 之间的任何值, 动量算法均能收敛, 并且一般 α 越大收敛速度越快; 但是在动量 “stop and go” 算法中, 算法的收敛速度加快了, 但收敛残差相应的变大, 并且 α 越大收敛残差也越大, 这可从图 5 得知。因此, 在收敛速度与收敛残差之间主要是动量因子 α 在起作用。

所以, 最好的方法是将动量因子 α 变成自适应的, 当算法处于建立阶段时, α 取大的值, 在算法收敛后处于跟踪阶段时, α 应很小或为 0。当均衡器未收敛时, 落在信号星座图上均衡信号 $y(k)$ 十分松散, 此时判决误差很大, 相应地 $|y(k) - \hat{a}(k)|^2$ 较大; 而当均衡器

收敛后, 落在信号星座图上的均衡信号 $y(k)$ 很紧凑, 此时判决误差很小, $|y(k) - \hat{a}(k)|^2$ 较小. 因此, 我们使用剩余均方误差 MSE 来控制动量因子 α , 令

$$\text{MSE}(k+1) = \rho \text{MSE}(k) + (1-\rho)|y(k) - \hat{a}(k)|^2, \quad (28)$$

其中 $0 < \rho < 1$. 由于是盲均衡算法, 动量因子应取较小的值. 因此, 动量因子由下式给出:

$$\alpha(k) = \begin{cases} 2/3, & \text{如果 } \text{MSE}(k) \geq 2; \\ \text{MSE}(k)/3, & \text{如果 } \text{MSE}(k) < 2. \end{cases} \quad (29)$$

算法处于建立阶段时, $\alpha(k)$ 取大的值, 在算法收敛后 $\alpha(k)$ 取很小的值, 其收敛残差与 “stop and go” 算法一样. 自适应动量 “stop and go” DD 算法为

$$W_R(k+1) = \begin{cases} W_R(k) - \mu[f_{k,R}e_R^D(k)X_R(k) + f_{k,I}e_I^D(k)X_I(k)] \\ \quad + \alpha(k)(W_R(k) - W_R(k-1)), & \text{如果 } d_R \leq d; \\ W_R(k) - \mu[f_{k,R}e_R^D(k)X_R(k) + f_{k,I}e_I^D(k)X_I(k)], & \text{如果 } d_R > d; \end{cases} \quad (30)$$

$$W_I(k+1) = \begin{cases} W_I(k) + \mu[f_{k,R}e_R^D(k)X_I(k) - f_{k,I}e_I^D(k)X_R(k)] \\ \quad + \alpha(k)(W_I(k) - W_I(k-1)), & \text{如果 } d_I \leq d; \\ W_I(k) + \mu[f_{k,R}e_R^D(k)X_I(k) - f_{k,I}e_I^D(k)X_R(k)], & \text{如果 } d_I > d. \end{cases} \quad (31)$$

4 计算机模拟

为了比较 “stop and go” DD 算法 (SAG), 自适应动量 “stop and go” DD 算法 (ASAG) 这两种盲均衡算法的收敛性能, 我们选择了 64QAM、256QAM 和 1024QAM 系统进行了模拟. 信道选自文献 [5], SNR=40dB; 自适应动量 “stop and go” DD 算法中 $d=1$; β 取 (20) 式决定的值; 计算 MSE 的 $\rho=0.8$.

对 64QAM 系统: 均衡器长度为 15 ($N=7$); 迭代步长 $\mu=2.0 \times 10^{-4}$; “stop and go” DD 算法中 β 的选取见表 1(四种取值);

对 256QAM 系统: 均衡器长度为 15 ($N=7$); 迭代步长 $\mu=8.0 \times 10^{-5}$; “stop and go” DD 算法中 β 的选取见表 1(四种取值);

对 1024QAM 系统: 均衡器长度为 15 ($N=7$); 迭代步长 $\mu=3.0 \times 10^{-5}$; “stop and go” DD 算法中 β 的选取见表 1(四种取值);

图 6、图 7 和图 8 分别给出了 64QAM、256QAM 和 1024QAM 系统下三种盲均衡算法的均方误差曲线 (MSE). 图中 (a) 是 SAG 取表 1 中四个 β 值时的模拟结果; 图中 (b) 是 SAG (β 取 (20) 式决定的值) 和 ASAG 算法的模拟结果.

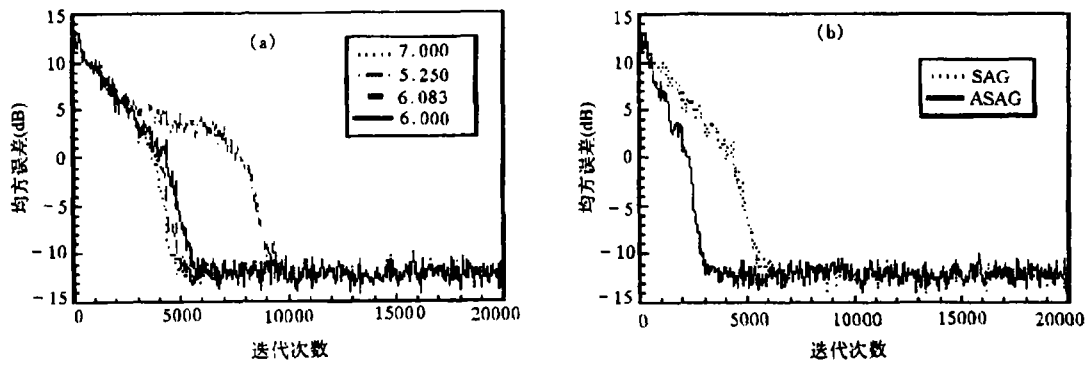


图 6 64QAM 系统均衡算法收敛性能比较

(a) 不同的 β 值 SAG 算法收敛性能比较 (b) SAG 算法和 ASAG 算法收敛性能比较

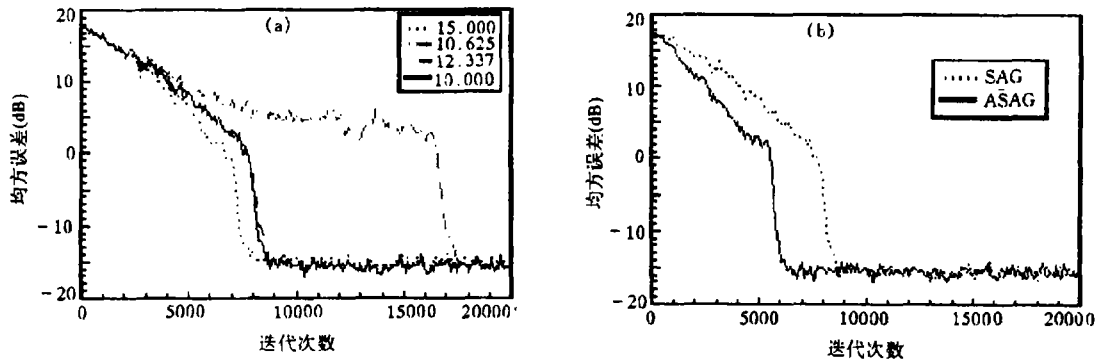


图 7 256QAM 系统均衡算法收敛性能比较

(a) 不同的 β 值 SAG 算法收敛性能比较 (b) SAG 算法和 ASAG 算法收敛性能比较

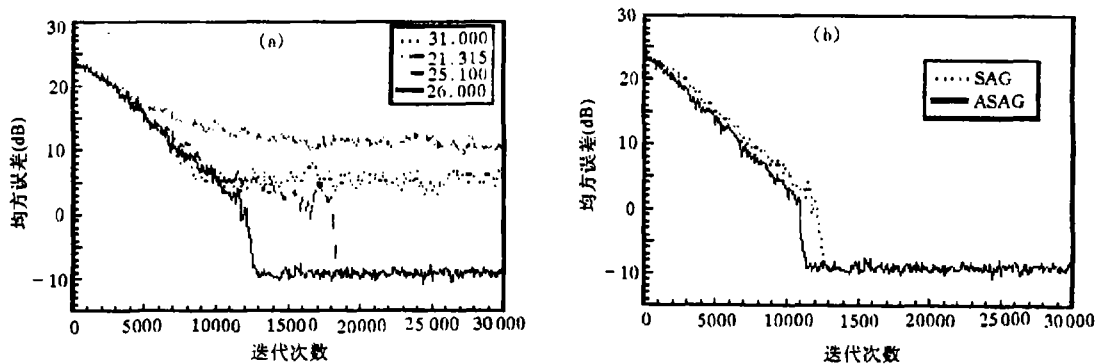


图 8 1024QAM 系统均衡算法收敛性能比较

(a) 不同的 β 值 SAG 算法收敛性能比较 (b) SAG 算法和 ASAG 算法收敛性能比较

显然, 提出的 β 选取方法保证 “stop and go” DD 算法快速收敛; 自适应动量 “stop and go” DD 算法的收敛速度比 SAG 算法有不同程度的提高; 并且自适应动量 SAG 算法的收敛性能与 SAG 一致。

5 结 论

“stop and go” DD 盲均衡算法的性能优越,但对于不同点数的多电平调制, β 需由人工通过实际模拟进行选择,而且 β 选取不当将严重影响算法的收敛性能。本文提出了一种 β 的选取方法,用该方法选取的 β 值能保证“stop and go” DD 算法对任何信号和不同的信道均能快速收敛,克服了“stop and go” DD 算法实际应用的困难。另外,为了提高“stop and go” DD 算法的收敛速度,本文研究了动量“stop and go” DD 算法,提出了一种适用于“stop and go” DD 算法的动量算法,并在此基础上,提出了一种自适应动量因子的“stop and go” DD 动量算法。研究表明该方法极大的提高了“stop and go” DD 算法的收敛速度,但其收敛残差与原始的“stop and go” DD 算法一致。

参 考 文 献

- [1] Sato Y. A method of self-recovering equalization for multilevel amplitude-modulation systems. IEEE Trans. on COM, 1975, 23(6): 679-682.
- [2] Godard D. Self-recovering equalization and carrier tracking in two dimensional data communication system. IEEE Trans. on COM, 1980, 28(11): 1867-1875.
- [3] Benveniste A, Goursat M, Ruget G. Robust identification of a non-minimum phase system: Blind adjustment of a linear equalizer in data communication. IEEE Trans. on AC, 1980, 25(3): 385-399.
- [4] Beilini S. Bussgang techniques for blind equalization. in GLOBECOM'86, Houston: 1986, 1634-1640.
- [5] Picchi G, Prati G. Blind equalization and carrier recovering using a “stop-and-go” decision-directed algorithm. IEEE Trans. on COM, 1987, 35(9): 877-887.
- [6] Shalvi O, Weinstein E. New criteria for blind deconvolution of nonminimum phase systems (channels). IEEE Trans. on IT, 1990, 36(2): 312-321.
- [7] Jablon N K. Joint blind equalization, carrier recovery, and timing recovery for high-order QAM signal constellations. IEEE Trans. on SP, 1992, 40(6): 1383-1398.
- [8] Hatzinakos D, Nikias C L. Blind equalization on using a tricepstrum based algorithm. IEEE Trans. on COM, 1991, 39(5): 669-682.
- [9] Porat B, Friedlander B. Blind equalization of digital communication channels using high-order moments. IEEE Trans. on ASSP, 1991, 39(2): 522-526.
- [10] Seshadri N. Joint data and channel estimation using blind trellis search techniques. IEEE Trans. on COM, 1994, 42(2/3/4): 1000-1011.
- [11] Iltis R A, Shynk J J, Giridhar K. Bayesian algorithms for blind equalization using parallel adaptive filtering. IEEE Trans. on COM, 1994, 42(2/3/4): 1017-1031.
- [12] Ross F J, Taylor D P. An enhancement to blind equalization algorithms. IEEE Trans. on COM, 1991, 39(5): 636-639.
- [13] Wesolowski K. Adaptive blind equalizers with automatically controlled parameters. IEEE Trans. on COM, 1995, 43(2): 170-172.
- [14] Yatsuboshi R, *et al.* A convergence of automatic equalizer by maximum level error control. National Convention Record, IEIC of Japan, 1974(2192).
- [15] 徐金标, 王育民. 用于 MQAM 调制的新型的自恢复均衡技术的研究. 电子学报, 1997, 25(7): 39-44.
- [16] Roy R, Shynk J J. Analysis of the momentum LMS algorithm. IEEE Trans. on ASSP, 1990, 38(12): 2088-2098.

SELECTING β IN “STOP AND GO” DECISION-DIRECTED ALGORITHM AND ITS MOMENTUM ALGORITHM

Xu Jinbiao Wang Yumin

(*Lab. of 105, School of Communication Engineering, Xidian University, Xi'an 710071*)

Abstract Based on analysis of the “stop and go” decision-directed (DD) algorithm, a method of selecting β is proposed, which guarantees the quick convergent characteristic of the “stop and go” DD algorithm. In order to improve the convergent speed of “stop and go” DD algorithm, the momentum “stop and go” DD algorithm is proposed and then based on this, an adaptive momentum “stop and go” DD algorithm is also proposed. Computer simulations show that the proposed techniques are very effective for the “stop and go” DD algorithm.

Key words Blind equalization algorithm, Decision-directed, Momentum

徐金标: 男, 1968 年生, 博士生, 研究领域为数据通信、自适应均衡技术和通信网络的安全.

王育民: 男, 1936 年生, 教授, 博士生导师, 现从事通信理论的教学与研究.